# Гомоморфная двухэтапная фильтрация последовательности изображений при наличии коррелированного спекл-шума

Ляшук А. Н., Вишневый С. В., Жук С. Я.

Национальный технический университет Украины "Киевский политехнический институт имени Игоря Сикорского"

E-mail: oleksii.liashuk@gmail.com

В результате применения гомоморфного преобразования задача фильтрации спекл-шума сводится к фильтрации аддитивной помехи. С использованием свойства условной независимости получено выражение для апостериорной плотности вероятности отсчетов сигнальной составляющей и коррелированной помехи в каждой точке последовательности изображений. Синтезирован алгоритм вычисления математического ожидания и корреляционной матрицы совместной апостериорной плотности вероятности отсчетов сигнальной составляющей и коррелированной помехи в каждой точке для случая гауссовских апостериорных распределений. Полученный алгоритм обеспечивает некаузальную внутрикадровую и каузальную межкадровую обработку последовательности изображений. Его анализ выполнен с помощью статистического моделирования на модельном примере.

*Ключевые слова:* последовательность изображений; гомоморфное преобразование; фильтрация изображения; объединение оценок; апостериорная плотность вероятности

## Вступление

Характерной проблемой когерентных систем формирования изображений, таких как радиолокатор с синтезированной апертурой (PCA) [1], а также ультразвуковая система визуализации [2], является наличие в них спекл-шума, обусловленного интерференцией эхо-сигналов в пределах элемента разрешения. "Зернистая" структура существенно ухудшает визуальное восприятие изображений, дешифрируемость, а также эффективность их автоматической обработки. При этом, на практике спекл-шум может являться пространственно коррелированным [3]. Кроме того, учитывая низкое качество исходных одновзглядовых РСА-изображений и однокадровых УЗ-изображений, используется обработка последовательности изображений [4].

Устранение негативного воздействия помех достигается путем выполнения фильтрации, которая чаще всего выступает в качестве начального этапа обработки, направленного на улучшение отношения сигнал/шум для повышения эффективности последующих этапов, к которым относятся сегментация, классификация и другие [2]. К настоящему времени разработано большое число фильтров, в том числе и специально ориентированных на обработку РСА-изображений и УЗ-изображений, которые учитывают мультипликативный характер помех и их негауссовость [1, 2]. Вместе с тем, при разработке большинства из этих фильтров не учтена пространственная коррелированность спекл-шума, приводящая к снижению эффективности подавления помех по сравнению со случаем их пространственной некоррелированности [3].

Переход к обработке последовательности изображений приводит к увеличению объема обрабатываемых данных. Таким образом, еще более актуальной становится проблема вычислительной сложности и практической реализуемости используемых при этом алгоритмов фильтрации.

В работе [5] разработан двухэтапный метод для фильтрации изображений, который позволяет значительно сократить вычислительные затраты по сравнению с оптимальными двумерными алгоритмами фильтрации, а также использовать преимущества вычислительной эффективности одномерных рекуррентных алгоритмов.

В данной статье получен алгоритм гомоморфной двухэтапной фильтрации последовательности изображений при наличии коррелированного спеклшума, в котором после выполнения гомоморфного преобразования выполняется двухэтапная совместная фильтрация сигнальной составляющей и аддитивной коррелированной помехи (КП) с внутрикадровой некаузальной и межкадровой каузальной обработкой.

#### 1 Постановка задачи

Последовательность неискаженных помехой истинных изображений (кадров) представляется в виде трехмерной матрицы, состоящей из элементов  $s(n,m,k), n = \overline{1,N}, m = \overline{1,M}, k = \overline{1,K}$ , которые соответствуют значениям яркостей. Параметры N и M характеризуют размеры изображений, а K — их число. Искаженные спекл-шумом наблюдения соответственно имеют вид  $y(n,m,k), n = \overline{1,N}, m = \overline{1,M}, k = \overline{1,K}$ .

Широкое распространение для описания связи между отсчетами наблюдаемой u(n, m, k) и истинной s(n, m, k) последовательностей изображений, находит мультипликативная модель в виде [1]

$$u(n,m,k) = s(n,m,k)\mu(n,m,k),$$
 (1)

где  $\mu(n, m, k)$  — отсчет спекл-шума, воздействующий в точке (n, m) в k-м кадре, который имеет релеевское распределение с равным единице математическим ожиданием и дисперсией  $\sigma_{\mu}^2$ . Будем также полагать, что отсчеты спекл-шума имеют внутрикадровую корреляцию, которая описывается корреляционной функцией  $R_{\mu}(\Delta_1, \Delta_2)$ . Гомоморфное преобразование позволяет с помощью операции логарифмирования преобразовать выражение (1) к виду

$$y(n, m, k) = \ln(u(n, m, k)) = \ln(\mu(n, m, k)) + \\ + \ln(s(n, m, k)) = x(n, m, k) + z(n, m, k).$$
(2)

Мультипликативная помеха  $\mu(n,m,k)$  становится аддитивной  $z(n,m,k) = \ln(\mu(n,m,k))$  по отношению к полезной сигнальной составляющей  $x(n,m,k) = \ln(s(n,m,k))$ . Поскольку случай воздействия аддитивных помех более прост и лучше изучен, во многих практических случаях выполнение гомоморфного преобразования способствует более эффективной фильтрации и упрощает выбор обработки данных. После получения отсчетов отфильтрованной последовательности изображений  $\hat{x}(n,m,k)$ , оценки отсчетов исходной истинной последовательности изображений s(n,m,k), определяются по формуле

$$\hat{s}(n,m,k) = \exp(\hat{x}(n,m,k)). \tag{3}$$

Для определения оценок отсчетов последовательности изображений после гомоморфного преобразования  $\hat{x}(n,m,k)$  необходимо разработать алгоритм двухэтапной совместной фильтрации отсчетов сигнальной составляющей x(n,m,k) и КП z(n,m,k) с внутрикадровой некаузальной обработкой. Преобразования, выполняемые при гомоморфной двухэтапной фильтрации последовательности изображений, показаны на рис. 1.

Рассмотрим отсчеты k-го кадра сигнальной составляющей. Элементы, которые расположены

в *n*-й строке и *m*-м столбце, за исключением отсчета x(n,m,k), запишем с помощью следующих векторов:  $X_{n1} = (x(n,1,k),...,x(n,m 1,k)), X_{n2} = (x(n,M,k),x(n,M-1,k),...,x(n,m 1,k)), X_{m1} = (x(1,m,k),...,x(n-1,m,k)), X_{m2} =$ (x(N,m,k),x(N-1,m,k)...,x(n+1,m,k)). Также отсчеты сигнальной составляющей с координатами (n,m) последовательности кадров с первого по k-1-й запишем в виде вектора  $X_{k-1} =$ (x(n,m,1),x(n,m,2),...,x(n,m,k-1)). Индексы k в векторах  $X_{n1}, X_{n2}, X_{m1}$  и  $X_{m2}$ , а также n,m в векторе  $X_{k-1}$  не указываются для сокращения объема обозначений.

По аналогии, для рассмотренных лучей, введем векторы, содержащие отсчеты KΠ:  $Z_{n1}$  $= (z(n,1,k), ..., z(n,m - 1,k)), \quad Z_{n2}$ (z(n, M, k), z(n, M - 1, k), ..., z(n, m - 1, k)), $Z_{m1} = (z(1,m,k),...,z(n-1,m,k)), Z_{m2}$  $(z(N,m,k), z(N-1,m,k)..., z(n+1,m,k)), Z_{k-1} =$ (z(n,m,1), z(n,m,2), ..., z(n,m,k-1)) и полученных после гомоморфного преобразования наблюдений:  $Y_{n1} = (y(n, 1, k), ..., y(n, m - 1, k)),$  $Y_{n2} = (y(n, M, k), y(n, M - 1, k), ..., y(n, m - 1, k)),$  $Y_{m1} = (y(1, m, k), ..., y(n - 1, m, k)), Y_{m2}$ =  $(y(N,m,k), y(N-1,m,k)..., y(n+1,m,k)), Y_{k-1} =$  $(y(n, m, 1), y(n, m, 2), \dots, y(n, m, k-1)).$ 

Введем векторы  $U_{n1}, U_{n2}, U_{m1}, U_{m2}, U_{k-1}$ , которые объединяют векторы сигнальной составляющей  $X_{n1}, X_{n2}, X_{m1}, X_{m2}, X_{k-1}$  и КП  $Z_{n1}, Z_{n2}, Z_{m1}, Z_{m2}, Z_{k-1}$ рис. 2. Векторам  $U_{n1}, U_{n2}, U_{m1}, U_{m2}, U_{k-1}$  соответствуют наблюдения  $Y_{n1}, Y_{n2}, Y_{m1}, Y_{m2}, Y_{k-1}$ , а вектору  $u(n, m, k) = u = [x, z]^T$  — текущее наблюдение y(n, m, k) = y.

С целью универсальности и компактности дальнейших выкладок, будем полагать, что помеха по координате k в общем случае является коррелированной. Алгоритм обработки, при котором она является некоррелированной, является частным случаем более общего алгоритма и также будет рассмотрен в данной статье.

Для описания одномерных моделей сигнальной составляющей и КП по каждой координате n, m, k используются марковские гауссовские модели в виде объединенных дискретных динамических систем [6]. Будем полагать, что на первом этапе, с помощью оптимального алгоритма нелинейной рекуррентной одномерной фильтрации вдоль соответствующих координат n, m, k для каждого u вычислены апостериорная плотность вероятности (ПВ)  $f(u|y, Y_{n1})$  по наблюдениям  $(y, Y_{n1})$  и экстраполированные ПВ  $f(u|Y_{n2}), f(u|Y_{m1}), f(u|Y_{m2}), f(u|Y_{k-1})$ по наблюдениям  $Y_{n2}, Y_{m1}, Y_{m2}, Y_k$ .

Следуя общей методике синтеза [6] вначале получим выражение для определяемой на втором этапе апостериорной ПВ  $f(u|y, Y_{n1}, Y_{n2}, Y_{m1}, Y_{m2}, Y_{k-1})$  в каждой точке последовательности изображений, путем объединения ПВ  $f(u|y, Y_{n1}), f(u|Y_{n2}), f(u|Y_{m1}),$  $f(u|Y_{m2}), f(u|Y_{k-1})$ . Затем для случая, когда апо-



Рис. 1. Преобразования, выполняемые при гомоморфной двухэтапной фильтрации последовательности изображений

стериорные распределения, вычисленные на первом этапе являются гауссовскими, синтезируем алгоритм объединения, полученных при одномерной фильтрации, оценок отсчетов сигнальной составляющей и КП в каждой точке последовательности изображений.

# 2 Алгоритм объединения полученных при одномерной фильтрации апостериорных распределений в каждой точке последовательности изображений

Совместная ПВ элементов последовательности изображений, расположенных в векторах  $U_{n1}, U_{m1}, U_{n2}, U_{m2}, U_{k-1}$  с учетом текущей обрабатываемой точки *и* описывается выражением  $f(U) = f(U_{n1}, U_{m1}, U_{n2}, U_{m2}, U_{k-1}, u)$ . Применяя теорему умножения вероятностей ее можно представить в виде

$$f(U) = f(u)f(U_{n1}, U_{m1}, U_{n2}, U_{m2}, U_{k-1}|u).$$
(4)

В соответствие с методикой, приведенной в [5,7], будем полагать, что отсчеты изображения, содержащиеся в векторах  $U_{n1}$ ,  $U_{m1}$ ,  $U_{n2}$ ,  $U_{m2}$ ,  $U_{k-1}$  являются условно независимыми относительно текущей обрабатываемой точки u, что позволяет переписать второй множитель в выражении (4) следующим образом

$$f(U_{n1}, U_{m1}, U_{n2}, U_{m2}, U_{k-1}|u) = f(U_{n1}|u) \times f(U_{m1}|u)f(U_{n2}|u)f(U_{m2}|u)f(U_{k-1}|u).$$
(5)

Выражения (4), (5) позволяют представить ПВ f(U) в виде

$$f(U) = f(u, U_{n1})f(U_{m1}|u)f(U_{n2}|u) \times f(U_{m2}|u)f(U_{k-1}|u).$$
 (6)

Функция правдоподобия f(Y|u) наблюдений  $Y = (Y_{n1}, Y_{m1}, Y_{n2}, Y_{m2}, Y_{k-1}, y)$ , соответствующих вектору U, при некоррелированных ошибках измерения имеет вид

$$f(Y|u) = f(y, Y_{n1}|u, U_{n1})f(Y_{m1}|U_{m1}) \times f(Y_{n2}|U_{n2})f(Y_{m2}|U_{m2})f(Y_{k-1}|U_{k-1}).$$
 (7)

С использованием формулы Байеса, а также выражений (6) и (7), апостериорная ПВ f(U|Y) может быть записана в виде

$$f(U|Y) = \frac{c_1}{f^4(u)} f(u, U_{n1}|y, Y_{n1}) f(u, U_{m1}|Y_{m1}) \times f(u, U_{n2}|Y_{n2}) f(u, U_{m2}|Y_{m2}) f(u, U_{k-1}|Y_{k-1}), \quad (8)$$

где  $f(u, U_{n1}|y, Y_{n1}), f(u, U_{m1}|Y_{m1}), f(u, U_{n2}|Y_{n2}), f(u, U_{m2}|Y_{m2}), f(u, U_{k-1}|Y_{k-1})$ — совместные апостериорные ПВ, определяемые по формулам

$$f(u, U_{n1}|y, Y_{n1}) = \frac{f(y, Y_{n1}|u, U_{n1})f(u, U_{n1})}{f(y, Y_{n1})},$$
  

$$f(u, U_{m1}|Y_{m1}) = \frac{f(Y_{m1}|U_{m1})f(u, U_{m1})}{f(Y_{m1})},$$
  

$$f(u, U_{n2}|Y_{n2}) = \frac{f(Y_{n2}|U_{n2})f(u, U_{n2})}{f(Y_{n2})},$$
  

$$f(u, U_{m2}|Y_{m2}) = \frac{f(Y_{m2}|U_{m2})f(u, U_{m2})}{f(Y_{m2})},$$
  

$$f(u, U_{k-1}|Y_{k-1}) = \frac{f(Y_{k-1}|U_{k-1})f(u, U_{k-1})}{f(Y_{k-1})},$$

где  $f(y, Y_{n1}), f(Y_{m1}), f(Y_{n2}), f(Y_{m2}), f(Y_{k-1})$  — совместные ПВ соответствующих измерений, выполняющие роль нормирующих множителей;  $c_1$  — общий нормирующий множитель, определяемый по формуле

$$c_1 = \frac{f(y, Y_{n1})f(Y_{m1})f(Y_{n2})f(Y_{m2})f(Y_{k-1})}{f(Y)}.$$
 (9)

Выполнив в (8) интегрирование по  $U_{n1}, U_{m1}, U_{n2}, U_{m2}, U_{k-1}$  получим выражение для апостериорной ПВ f(u|Y)

$$f(u|Y) = \frac{c_1}{f^4(u)} f(u|y, Y_{n1}) f(u|Y_{m1}) f(u|Y_{n2}) \times f(u|Y_{m2}) f(u|Y_{k-1}).$$
(10)

Выражение (10) описывает выполняемый на втором этапе алгоритм вычисления апостериорной ПВ f(u|Y) в каждой точке последовательности изображений с использованием полученных на первом этапе апостериорных ПВ  $f(u|y, Y_{n1}), f(u|Y_{m1}),$  $f(u|Y_{n2}), f(u|Y_{m2}), f(u|Y_{k-1})$ . Реализация полученного алгоритма обеспечивает некаузальную внутрикадровую [7] и каузальную межкадровую обработку последовательности изображений.



Рис. 2. Представление последовательности изображений

3 Алгоритм объединения, полученных при одномерной фильтрации, оценок отсчетов сигнальной составляющей и КП в каждой точке последовательности изображений

При использовании для описания одномерных реализаций сигнальной составляющей и КП по каждой координате n, m, k марковских гауссовских моделей, апостериорные распределения, вычисляемые на первом этапе являются гауссовскими:  $f(u|Y_{n1}, y) = N(\hat{u}_{n1}, \hat{P}_{n1}), f(u|Y_{m1}) = N(u_{m1}^*, P_{m1}^*), f(u|Y_{n2}) = N(u_{n2}^*, P_{n2}^*), f(u|Y_{n2}) = N(u_{m2}^*, P_{m2}^*), f(u|Y_{k-1}) = N(u_k^*, P_k^*), где N(a, A) — обозначение гауссовской ПВ с математическим ожиданием <math>a$  и корреляционной матрицей A. Их параметры определяются на первом этапе с помощью алгоритма калмановской фильтрации. Априорная ПВ  $f(u) = N(\bar{u}, \bar{P})$  также является гауссовской.

Подставляя гауссовские представления ПВ в правую часть выражения (10), можно показать, что апостериорная ПВ  $f(u|Y) = N(\hat{u}, \hat{P})$  также является гауссовской, а вычисление ее параметров выполняется с помощью следующей процедуры [7]:

$$\tilde{K} = \hat{P}_{n1} (P_{m1}^{*} + \hat{P}_{n1})^{-1};$$

$$\tilde{K} = \tilde{P} (\tilde{P} - \bar{P})^{-1};$$

$$\tilde{u} = \hat{u}_{n1} + \tilde{K} (u_{m1}^{*} - \hat{u}_{n1});$$

$$\tilde{u} = \tilde{u} + \breve{K} (\bar{u} - \tilde{u});$$

$$\tilde{P} = \hat{P}_{n1} - \tilde{K} \hat{P}_{n1};$$

$$\breve{P} = \tilde{P} - \breve{K} \tilde{P}.$$
(11)

$$\begin{split}
\breve{K} &= \breve{P}(P_{n2}^{*} + \breve{P})^{-1}; \\
K' &= \breve{P}(\breve{P} - \bar{P})^{-1}; \\
\breve{u} &= \breve{u} + \breve{K}(u_{n2}^{*} - \breve{u}); \\
u' &= \breve{u} + K'(\bar{u} - \breve{u}); \\
u' &= \breve{u} + K'(\bar{u} - \breve{u}); \\
\breve{P} &= \breve{P} - \breve{K}\breve{P}; \\
P' &= \breve{P} - K'\breve{P}. \\
K'' &= P'(P_{m2}^{*} + P')^{-1}; \\
\breve{K} &= P''(P'' - \bar{P})^{-1}; \\
u'' &= u' + K''(u_{m2}^{*} - u'); \\
\ddot{u} &= u'' + \ddot{K}(\bar{u} - u''); \\
P'' &= P' - K'P'; \\
\breve{P} &= P'' - \breve{K}P''. \\
\mathring{K} &= \ddot{P}(P_{k}^{*} + \ddot{P})^{-1}; \\
\check{K} &= \ddot{P}(P - \bar{P})^{-1}; \\
\check{u} &= \ddot{u} + \ddot{K}(u_{k}^{*} - \ddot{u}); \\
\check{u} &= \ddot{u} + \ddot{K}(u_{k}^{*} - \ddot{u}); \\
\check{u} &= \ddot{u} + \ddot{K}(\bar{u} - \hat{u}); \\
\check{P} &= \breve{P} - \ddot{K}\breve{P}; \\
\check{P} &= \breve{P} - \ddot{K}\breve{P}. \end{split}$$
(12)

Таким образом, объединение полученных при одномерной фильтрации оценок изображения и КП в каждой точке изображения при внутрикадровой некаузальной обработке выполняется путем последовательных вычислений по формулам (11)-(14). Алгоритмы объединения оценок изображения и КП при внутрикадровой полукаузальной и каузальной обработке являются составными частями некаузального алгоритма и описываются соответственно выражениями (11), (12) и (13). С помощью выражений (14) выполняется объединение полученных при одномерной фильтрации по координате k оценок изображения и КП, что соответствует каузальной межкадровой обработке.

В случае когда помеха не является коррелированной вдоль координаты k, алгоритм объединения при внутрикадровой обработке (11)-(13) остается неизменным, а выражения (14) преобразуются к виду:

$$\begin{aligned} \ddot{\sigma}^{2} &= \sigma_{k}^{*2} - \sigma_{k}^{*4} / (\dot{\sigma}^{2} + \sigma_{k}^{*2}) ; \\ \ddot{x} &= \dot{x} + (x_{k}^{*} - \dot{x}) \ddot{\sigma}^{2} / \sigma_{k}^{2} ; \\ \hat{\sigma}^{2} &= -\bar{\sigma}^{2} - \bar{\sigma}^{4} / (\ddot{\sigma}^{2} - \bar{\sigma}^{2}) ; \\ \hat{x} &= \ddot{x} - (\bar{x} - \ddot{x}) \hat{\sigma}_{2} / \bar{\sigma}^{2} , \end{aligned}$$
(15)

где  $\sigma_k^*, \dot{\sigma}, \ddot{\sigma}, \ddot{\sigma}, \dot{\sigma}$  являются элементами (1,1) матриц  $P_k^*, \ddot{P}, \dot{P}, \dot{P}, \dot{\hat{P}}$  соответственно;  $x_k^*, \dot{x}, \ddot{x}, \dot{x}, \dot{x}$  являются первыми компонентами векторов  $u_k^*, \ddot{u}, \dot{u}, \bar{u}, \dot{\hat{u}}$ .

# 4 Результаты экспериментальных исследований

В качестве примера рассмотрим модельное изображение представленное на рис. 5а из которого формируется последовательность из пяти кадров. Спекл-шум имеет внутрикадровую корреляцию, которая описывается разделимой экспоненциальной корреляционной функцией [8]:

$$R_{\mu}(\Delta_1, \Delta_2) = \sigma_{\mu}^2 \exp\{-(\beta_r^2 \Delta_1^2 + \beta_c^2 \Delta_2^2)\}, \quad (16)$$

где  $\beta_r$ ,  $\beta_c$  – коэффициенты, определяющие корреляционные свойства КП. Для выбранного примера  $\sigma^2_{\mu}=0.25, \beta_r = \beta_c = 0.5$ . Между кадрами k отсчеты спекл-шума полагаются некоррелированными. Последовательность изображений искажается спекл-шумом с помощью мультипликативной модели (1), входное отношение С/Ш составляет 2.03 дБ.

На рис. 3 представлены нормированные автокорреляционные функции изображения и помехи по строке после гомоморфного преобразования.

На рис. 4 кривая 1 отображает зависимость выигрыша в отношении С/Ш на каждом кадре при гомоморфной двухэтапной фильтрации полученного путем усреднения по всему кадру. С целью сравнительного анализа, на рис. 4 кривая 2, показана зависимость выигрыша в отношении С/Ш на каждом кадре, полученного методом Монте-Карло на основе алгоритма межкадрового усреднения [9] для рассмотренного варианта последовательности изображений.

Из рис. 4 следует, что на третьем кадре разработанный алгоритм позволяет получить выигрыш в отношении С/Ш на 2.26 дБ больше по сравнению с алгоритмом межкадрового усреднения. Алгоритм межкадрового усреднения даже на пятом кадре не позволяет достичь точности оценивания некаузального алгоритма, полученной для второго кадра изображения.



Рис. 3. Автокорреляционные функции изображения и помехи



Рис. 4. Зависимости выигрыша в отношении С/Ш на каждом кадре

Исходное изображение показано на рис. 5а. Искаженное шумом изображение представлено на рис. 5б. На рис. 5в, рис. 5г представлены изображения, полученные методом межкадрового усреднения и с помощью разработанного алгоритма на пятом кадре соответственно.

Так как визуальная оценка качества фильтрации является субъективной, значение фильтрации продемонстрировано на примере решаемой далее задачи сегментации. На рис. 5д, рис. 5е представлены результаты сегментации алгоритмом Оцу [10] изображения, отфильтрованного по трем кадрам разработанным алгоритмом и с помощью межкадрового усреднения. В первом случае количество ошибок сегментации составило 2%, а во втором — 18%.

Разработанный алгоритм носит квазиоптимальный характер. Его показатели эффективности будут тем лучше, чем точнее плотности вероятности



Рис. 5. Обработка модельного изображения

изображения и помехи после гомоморфного преобразования будут описываться гауссовским законом распределения вероятностей.

### Выводы

В результате применения гомоморфного преобразования задача фильтрации последовательности изображений при наличии коррелированного спекл-шума сводится к задаче фильтрации сигнальной составляющей при наличии аддитивной КП. С использованием свойства условной независимости получено выражение (7) для апостериорной ПВ f(u|Y) отсчетов сигнальной составляющей и КП в каждой точке последовательности изображений, с помощью которого выполняется объединение полученных на первом этапе в результате одномерной нелинейной фильтрации апостериорных распределений  $f(u|y, Y_{n1}), f(u|Y_{m1}), f(u|Y_{n2}), f(u|Y_{m2}),$  $f(u|Y_{k-1}).$ 

При использовании для описания одномерных реализаций сигнальной составляющей и КП по каждой координате n, m, k марковских гауссовских моделей одномерная фильтрация на первом этапе выполняется с помощью алгоритма калмановской фильтрации, а апостериорная ПВ  $f(u|Y) = N(\hat{u}, \hat{P})$ является гауссовской. Ее математическое ожидание и корреляционная матрица вычисляются по формулам (12)-(15), с помощью которых выполняется объединение полученных при одномерной фильтрации оценок сигнальной составляющей и КП в каждой точке последовательности изображений. В синтезированном алгоритме выполняется внутрикадровая некаузальная и межкадровая каузальная обработка.

Для рассмотренного примера разработанный алгоритм позволяет получить выигрыш в отношении С/Ш при обработке от одного до пяти кадров 5.8-1 дБ по сравнению с алгоритмом межкадрового усреднения рис. 5. Количество ошибок сегментации алгоритмом Оцу изображения, отфильтрованного по трем кадрам разработанным алгоритмом составило 2%, а с помощью межкадрового усреднения — 18%.

#### Перечень ссылок

- Верба В.С. Радиолокационные системы землеобзора космического базирования / В.С. Верба, Л.Б. Неронский, И.Г. Осипов, В.Э. Турук. — М. : Радиотехника, 2010. - 680 с.
- Білинський Й. Й. Математична модель спекл-шуму та аналіз фільтрів обробки УЗД-зображень / Білинський Й.Й., А.О. Мельничук, О.А. Павлюк // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 2011. – № 2. – с. 152-157.
- Абрамов С. К. Эффективность фильтрации одновзглядовых РСА-изображений при пространственнокоррелированных помехах / С. К. Абрамов, Р. А. Кожемякин, С. С. Кривенко, Н. Н. Пономаренко, В. В. Лукин // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – 2012. – № 3. – с. 18–25.

- Лукин В.В. Вторичная обработка многовзглядовых и последовательно получаемых изображений в радиолокационных и ультразвуковых медицинских когерентных системах / В.В. Лукин, Н.Н. Пономаренко, И.В. Пискорж, С.В. Поденкова // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – 2003. – № 2. – с. 22–29.
- Грузман И.С. Двухэтапная фильтрация изображений на основе использования ограниченных данных / И.С. Грузман, В.И. Микерин, А.А. Спектор // Радиотехника и электроника. – 1995. – № 5. – с. 817-822.
- 6. Ляшук А. Н. Двухэтапная каузальная фильтрация однородного изображения при наличии коррелированной помехи / А.Н. Ляшук, С.В. Хамула, С.Я. Жук // Вестник НТУУ «КПИ». Серия Радиотехника. Радиоаппаратостроение. – 2016. – № 66. – с. 19-28.
- Ляшук А. Н. Объединение результатов одномерной фильтрации однородного изображения и коррелированной помехи при некаузальной обработке / А.Н. Ляшук, С.Я. Жук // Вестник НТУУ «КПИ». Серия Радиотехника. Радиоаппаратостроение. – 2017. – № 68. – с. 64-70.
- Глазов Г.Н. Моделирование дискретных гауссовых случайных полей / Г.Н. Глазов, А.Г. Костевич // Интеллектуальные системы в управлении, конструировании и образовании. – 2002. – Вып. 2. – с. 19-27.
- Родионова Н.В. Способы подавления спекл-шума в радиолокационном изображении / Н.В. Родионова, В.П. Синило // Автометрия. – 1993. – № 5. – с. 96-102.
- Nobuyuki Otsu A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics In N/A. 1979.– Vol. 9, No. 1. – pp. 62-66.

## References

- Verba V.S., Neronskii L.B., Osipov I.G. and Turuk V.E. (2010) Radiolokatsionnye sistemy zemleobzora kosmicheskogo bazirovaniya [Earth-born space radar systems], Moskow, Radiotekhnika, 680 p.
- [2] Bilynskyi I. I., Melnychuk A.O. and Pavliuk O.A. (2011) Matematychna model spekl-shumu ta analiz filtriv obrobky UZD-zobrazhen [Mathematical model of speckle noise and analysis of ultrasound image processing filters]. *Measuring* and computing devices in technological processes, No 3, pp. 152-157. (in Russian)
- [3] Abramov S. K., Kozhemyakin R. A., Krivenko S. S., Ponomarenko N. N. and Lukin V. V. (2012) Efficiency Filtering of Single-Look Sar-Images with Spatially Correlated Speckle. *Radioelektronni i komp 'iuterni systemy*, No 3, pp. 18-25. (in Russian)
- [4] Lukin V. V., Ponomarenko N. N., Piskorzh I. V. and Podenkova S. V. (2003) Vtorichnaya obrabotka mnogovzglyadovykh i posledovatel'no poluchaemykh izobrazhenii v radiolokatsionnykh i ul'trazvukovykh meditsinskikh kogerentnykh sistemakh [Secondary processing of multiview and sequentially obtained images in radar and ultrasound medical coherent systems]. Radioelektronni i komp'iuterni systemy, No 2, pp. 22-29.
- [5] Gruzman I. S., Mikerin V. I. and Spektor A. A. (1995) Dvukhetapnaya fil'tratsiya izobrazhenii na osnove ispol'zovaniya ogranichennykh dannykh [Two-stage image filtering based on the use of limited data]. *Radiotekhnika i elektronika*, No 5, pp. 817-822.

- [6] Liashuk O. M., Khamula S. V. and Zhuk S. Ya. (2016) Two-stage causal unifrom image filtration with presence of correlated noise. *Visnyk NTUU KPI Seriia – Radiotekhnika Radioaparatobuduvannia*, No. 66, pp. 19-28. (in Russian)
- [7] Liashuk, O. M. and Zhuk, S. Ya. (2017) Union of one-dimensional filtering results f homogenous image and correlated noise using non-causal processing. Visnyk NTUU KPI Seriia - Radiotekhnika Radioaparatobuduvannia, No. 68, pp. 64-70. (in Russian)
- [8] Glazov G.N., Kostevich A.G. and Shelupanov A. A. eds. (2002) Modelirovanie diskretnykh gaussovykh sluchainykh polei [Gaussian random discrete field modelling]. Intellektual'nye sistemy v upravlenii, konstruirovanii i obrazovanii, Iss. 2, Tomsk, STT, pp. 19-27.
- [9] Rodionova N.V. and Sinilo V.P. (1993) Sposoby podavleniya spekl-shuma v radiolokatsionnom izobrazhenii [Methods for suppressing speckle noise in a radar image]. *Avtometriya*, No 5, pp. 96-102.
- [10] Nobuyuki Otsu (1979) A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Transactions on Systems*, *Man and Cybernetics In N/A*, Vol. 9, No. 1, pp. 62-66. DOI: 10.1109/tsmc.1979.4310076

#### Гомоморфна двоетапна фильтрація послідовності зображень при наявності корельованого спекл-шуму

Ляшук О. М., Вишневий С.В., Жук С. Я.

В результаті застосування гомоморфного перетворення завдання фільтрації спекл-шуму зводиться до фільтрації адитивної завади. З використанням властивості умовної незалежності отримано вираз для апостеріорної щільності ймовірності відліків сигнальної складової і корельованої завади в кожній точці послідовності зображень. Синтезовано алгоритм обчислення математичного очікування і кореляційної матриці спільної апостеріорної щільності ймовірності відліків сигнальної складової і корельованої завади в кожній точці для випадку гауссовских апостеріорних розподілів. Отриманий алгоритм забезпечує некаузальну внутрішньокадрову і каузальну міжкадрову обробку послідовності зображень. Його аналіз виконаний за допомогою статистичного моделювання на модельному прикладі.

Ключові слова: послідовність зображень; гомоморфне перетворення; фільтрація зображення; об'єднання оцінок; апостеріорна щільність ймовірності

#### Homomorphic Two-Stage Image Sequence Filtering Algorithm in the Presence of Correlated Speckle Noise

#### Liashuk, O. M., Vishnevyy, S. V., Zhuk, S. Ya.

Introduction. An images received from syntheticaperture radar and ultrasonic medical coherent systems are distorted by speckle noise which can be spatially correlated. Sequence frame processing is applied due to poor quality of source images. The large number of filters for processing the images distorted by a multiplicative speckle noise were developed at the present time. Most of existing filters don't take into account spatial correlation in the speckle noise which leads to lower efficiency of noise suppression. Image sequence processing leads to processed data volume increase. Thus, a problem of computing complexity and practical implementability of the filtering algorithms used for speckle noise suppression is even more relevant.

Theoretical results. The task of filtering the sequence of images in the presence of correlated speckle noise becomes the task of filtering a signal component in the presence of the additive correlated noise as a result of homomorphic transformation. An expression for posteriori probability density of signal component pixel and the correlated noise pixel in each point of the sequence of images was created using property of the conditional independence. It's used for combining received posterior distributions at the first stage as a result of executing one-dimensional non-linear filtering. The algorithm of computation of mathematical expectation and correlation matrix of joint posteriori probability density of a signal and correlated noise pixels in each point for a case of gaussian posterior distributions for non-causal intraframe and causal interframe processing is synthesized.

**Experimental results.** The developed algorithm allows to receive a gain in signal-to-noise ratio in 5.8-1 dB for a model example by processing from one to five frames compared to interframe averaging algorithm. The number of segmentation errors for the images filtered by Otsu algorithm using three frames is 2 % for the developed algorithm and 18 % for interframe averaging.

**Conclusion**. The homomorphic two-stage filtering algorithm of the sequence of images in the presence of correlated speckle noise was developed. It uses two-stage joint filtering of a signal component and the additive correlated noise with intraframe not causal and interframe causal processing after homomorphic transformation.

Key words: image sequence; homomorphic transformation; image filtration; combine estimates; a posteriori probability density